首都圏鉄道生活圏における時空間制約の異質性に着目した mixed-RL モデルとその汎化性

石井　良治[1]・羽藤　英二[2]

[1]正会員　東京大学大学院　工学系研究科　社会基盤学専攻
（〒113-8656 東京都文京区本郷 7-3-1）
E-mail: rishii-bin@g.ecc.u-tokyo.ac.jp
[2]正会員　東京大学大学院　工学系研究科　社会基盤学専攻
（〒113-8656 東京都文京区本郷 7-3-1）
E-mail: hato@bin.t.u-tokyo.ac.jp

首都圏等の大都市圏では鉄道網を中心に生活圏が形成されており，居住地周辺における活動を基本としながらも，通勤では東京都心等への長距離の移動が発生する等，階層性をもった活動が行われており，結果として広範な生活圏が形成されている．都市圏内には複数の生活圏があり，生活圏内においても個人の居住する場所に応じて直面する時間制約や利用可能な交通サービスは異なっており，結果として料金等の交通サービスの変化による行動の感度にも個人の異質性があることが想定される．

そこで本研究では，都市圏の鉄道生活圏内における個人の行動の異質性を捉えた上で，個人による行動の違いを表現しつつ，汎化性能の高いモデルを構築することを目指す．具体的には，首都圏における鉄道生活圏を設定した上で，mixed-RL によるアクティビティスケジューリングモデルを推定することで，個人の異質性を捉える．また，時間制約等の要因を考慮することで，アクティビティスケジューリングモデルの汎化性向上に向けた知見を得る．

Key Words: *Heterogeneity of spatio-temporal constraint, Activity-based model, Mixed-RL*

1. はじめに

首都圏等の大都市圏では鉄道網を中心に生活圏が形成されており，居住地周辺における活動を基本としながらも，通勤では東京都心等への長距離の移動が発生する等，階層性をもった活動が行われており，結果として広範な生活圏が形成されている．都市圏内には複数の生活圏があり，生活圏内においても個人の居住する場所に応じて直面する時間制約や利用可能な交通サービスは異なっており，結果として料金等の交通サービスの変化による行動の感度にも個人の異質性があることが想定される．

一方で，従来の交通需要予測では，単一モデルによる予測が行われるケースが一般的である．交通サービスレベル等の説明変数は加味されるものの，それだけでは個人の異質性を十分に表現しきれない可能性が高い．例えば，首都圏における交通政策審議会による都市鉄道の検討 [1]においては，目的等による行動の違いは考慮されているが，個人による行動の異質性は十分には加味されていない．また，東京都市圏パーソントリップ調査における検討 [2]においては，アクティビティベースドモデルにより年齢や就業等の個人属性を加味した需要推計が行われているが，個人によるパラメータの違いが明示的に考慮されているわけではない．マクロレベルでの交通ネットワークや都市機能，居住機能の配置を検討する上では，個人間の同質性を仮定した推計で十分であると考えられるが，今後よりミクロなレベルでの公共交通ネットワークを検討する際や，時間帯別料金やポイントのインセンティブ等を検討するにあたっては，時間制約の強い人は料金よりも時間に対する感度が高い等，個人の置かれている状況による行動変容の違いを適切に考慮することが重要である．さらに，異質性を捉えた上で，時間制約等の異質性の要因をモデルに内包することができれば，より汎化性能の高いモデルになることも期待される．

そこで本研究では，都市圏の鉄道生活圏内における個人の行動の異質性を捉えた上で，その異質性をモデル内に内包させることで，個人による行動の違いを表現しつつ，汎化性能の高いモデルを構築することを目指す．具体的には，首都圏における鉄道生活圏を設定した上で，生活圏内の居住地毎に mixed-RL によるアクティビティスケジューリングモデルを推定することで，個人の異質

性を捉える．また，時間制約等の要因を考慮することで，アクティビティスケジューリングモデルの汎化性向上に向けた知見を得る．

2. アクティビティスケジューリングモデル

(1) アクティビティスケジューリングモデルの概要

アクティビティベースの行動モデルによるシミュレーションは，1990年代以降，研究が大きく進展し[3),4),5)]，四段階推定法に代わる交通需要予測手法として，ニューヨーク[6)]やサクラメント[7)]，その他の欧米の多くの都市圏で開発され，実務における活用がなされてきた[8),9)]．日本では，例えば1990～2000年代には生活行動シミュレータ（PCATS）[10),11)]の開発と活用が行われ，実務においては，東京都市圏パーソントリップ調査の検討[2),12)]でアクティビティベースドモデルの開発及び適用がなされ，従来のODトリップ数や交通量だけではなく，外出率やトリップパターン等の指標を活用したシナリオ評価が行われた．

このように実務においても活用が広がっているアクティビティベースドモデルであるが，モデリングにおける課題も存在する．例えば，個人の活動を表現するためには，活動の発生，開始時刻，目的地，交通手段等の多数の意思決定をモデル化する必要があり，その際は意思決定の階層構造の仮定が必要となる．意思決定の階層構造を設定することは，分析者による仮定が増えるだけでなく，設定によっては説明変数の感度の差異が発生しうる点が課題となる．例えば，Bowman Ben-Akiva 型[3)]のアクティビティベースドモデルでは，アクティビティパターン，ツアーの時刻，ツアーの目的地及び交通手段というネスト構造が設定されているが，下位ネストの選択モデルに含まれる説明変数が上位ネストの選択モデルに与える影響は小さくなる可能性がある．さらに，多層なモデリングは，各層において説明変数の選択やモデル推定，検証等が必要となり，作業量が増加する点も実務的な課題であると言える．

近年，活動を時空間ネットワークにおける経路選択と捉えて，再帰ロジットモデル（RL: Recursive Logit）[13)]を適用するアプローチが登場している．Zimmermann[14)]では，時間，場所，活動種類によって異なるノード，交通手段によって異なるリンクにより構成された時空間ネットワーク上の経路選択としてアクティビティスケジューリングモデルを定式化しており，選択肢間の相関を加味することで，柔軟な行動パターンを表現している．

本研究では，アクティビティスケジューリングモデルの考え方をベースとしつつ，Discounted Recursive Logit（DRL）モデル[15),16)]による定式化を行う．DRLモデルは，

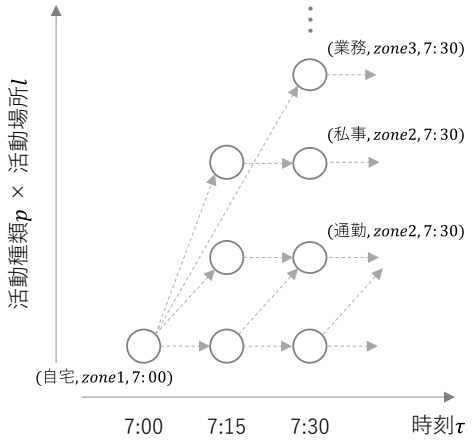


図-1 時空間ネットワークのイメージ

期待効用の計算において時間割引率を導入することで，将来価値の低減を評価できるよう拡張したモデルである．このアクティビティスケジューリングモデルを用いて，個人の異質性を捉えつつ，時間制約等の要因を加味することで，アクティビティスケジューリングモデルの汎化性向上に向けた知見を得ることを目指す．

(2) 時空間ネットワークの設定

個人nの活動を時空間ネットワーク上の経路として表現する．ネットワーク上のノードは状態を表し，活動種類p，活動場所l，時刻τの情報を保持する．ノード間のリンクは，個人が取りうる行動であり，行動を取ることで新しい状態へと移行する．また，意思決定時点$\mathrm{t} = 1, 2, \cdots, T_n$は，時刻τとは異なるものであり，個人毎に異なる意思決定時点数T_nを持つ．具体的には，移動中や勤務中は意思決定を行わないものとし，移動時間もしくは勤務時間を$\Delta\tau$とすると，次の時点$\mathrm{t}+1$の時刻τ_{t+1}は$\tau_{t+1} = \tau_t + \Delta\tau$と表される．

(3) モデルの定式化

ある時点tにおける状態を$S_t(p, l, \tau)$，状態S_tにおいて実行可能な行動a_tの集合を$A(s_t)$とする．個人の1日の一連の活動は$\mathrm{a} = (a_t, \cdots, a_T)$として表現される．状態$S_t$において行動$a_t$が選択される確率を$P(a_t|s_t)$とすると，1日の活動aの選択確率$P(a)$は，各選択確率の積として以下の式で表される．

$$\mathrm{P(a)} = \prod_{t=1}^{T_n} P(a_t|s_t)$$

状態S_tにいる個人nは，実行可能な行動の選択肢集合$A(s_t)$の中から選択した行動a_tから直接得られる即時効用$u(a_t|s_t)$，行動a_tを選ぶことにより遷移した状態S_{t+1}

で得られる期待最大効用$V(s_{t+1})$の和を最大化するように選択を行うと仮定する．

$$P(a_t|s_t) = \Pr\Big[u(a_t|s_t) + V(s_{t+1}) \geq \max_{a'_t \neq a_t} u(a'_t|s_t) + V(s'_{t+1})\Big]$$

即時効用$u(a_t|s_t)$は観測可能な確定項$v(a_t|s_t)$とガンベル分布に従う観測不可能な誤差項$\epsilon(a_t)$，誤差項のスケールパラメーターμにより以下のように表される．

$$u(a_t|s_t) = v(a_t|s_t) + \mu\epsilon(a_t)$$

このとき，期待最大効用$V(s_t)$は時間割引率β_tを用いて，Bellman 方程式により以下のように表される．

$$V(s_t) = E\left[\max_{a_t \in A(s_t)} \{v(a_t|s_t) + \beta_t V(s_{t+1}) + \mu\epsilon(a_t)\}\right]$$

ここでβ_tは，時点tと次の時点$t+1$との時間差に応じて，$\beta_t = \beta^{\tau_{t+1}-\tau_t}$で与えられる．誤差項はガンベル分布に従うと仮定しているため，遷移確率$P(a_t|s_t)$は次のように表される．

$$P(a_t|s_t) = \frac{e^{\frac{1}{\mu}\{v(a_t|s_t)+\beta_t V(s_{t+1})\}}}{\sum_{a'_t \in A(s_t)} e^{\frac{1}{\mu}\{v(a'_t|s_t)+\beta'_t V(s'_{t+1})\}}}$$

よって，期待最大効用$V(s_t)$は以下のように表される．

$$V(s_t) = \mu \log \sum_{a_t \in A(s_t)} \exp\left(\frac{1}{\mu}\{v(a_t|s_t) + \beta_t V(s_{t+1})\}\right)$$

定式化したモデルの推定では最尤推定によってパラメータを求める． 最大化したい対数尤度$LL(\theta, \beta)$は以下のように定める．ここで，Nは個人数， D_nは個人nの観測されたステップ数である．

$$LL(\theta, \beta) = \ln \prod P(a_t|s_t) = \sum_{n=1}^{N} \sum_{t=1}^{T_n} \frac{1}{\mu}\{v(a_t|s_t) + \beta_t V(s_{t+1}) - V(s_t)\}$$

個人間のパラメータの異質性や変数間の相関を加味する場合には，mixed-RL への拡張が必要であり，誤差項を$\eta + \epsilon(a_t)$とする．ここで，ηは平均 0，共分散行列Ωに従う誤差項であり，$\epsilon(a_t)$はガンベル分布に従う誤差項である．

3 実データを用いた検証

平成 30 年に実施された東京都市圏パーソントリップ調査データ（以下、PT データ）[17]を用いて，アクティビティスケジューリングモデルを構築し検証を行う．具体的には，PT データの基礎分析を行った上で，モデルの設定，説明変数を述べた上で，モデルの推定結果について記載する．

(1) 時間制約による異質性の基礎分析

東京都市圏 PT データを用いて，就業者の私事目的の立ち寄りトリップ数（自宅以外から出発した私事目的トリップ数）を居住地毎に表示したものが**図-2** である．傾向として，東京都心付近に居住している人は立ち寄りトリップが発生しやすく，都心から離れると立ち寄りトリップが発生しづらくなる点が確認できる．

(2) アクティビティスケジューリングモデルの設定

活動種類に関しては，通勤，通学，業務，送迎，買物，その他私事の 6 つを扱うこととする．エリアは JR 中央線の利用率が高い市区町村及び都心 7 区を中央線鉄道生活圏として設定して分析に用いる（**図-3**）．1 つの市区町村を 1 つのゾーンとし，ゾーン数は 22 である．なお，本検討では鉄道生活圏外への移動は扱わない．

活動種類と活動場所を組み合わせた選択肢の候補は全

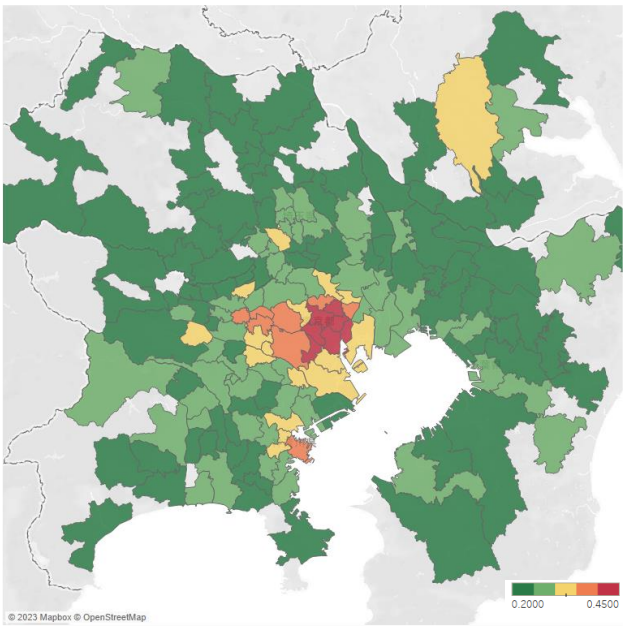


図-2 居住地別の就業者の
一人あたり私事立ち寄りトリップ数の分布



図-3 中央線沿線の鉄道生活圏の設定

部で 132 である．本研究では，ここから選択肢を 10 個抽出し，モデル推定に用いた．抽出においては，実績及び継続（1 つ前のタイムステップと同じ活動種類・活動場所）は必ず選択肢に含まれるようにし，残りは居住地毎の実績の選択確率に従ってサンプリングをした．

時間は 15 分単位のタイムステップで表現する．対象とする時間帯は 6:00-24:00 の 18 時間とし，計 72 ステップで計算を行う．また，時間割引率に関しては本研究では 0.95 で固定とした．

(3) 説明変数

活動場所に影響を与える説明変数として，ゾーン間の距離及び内々ダミーを考慮する．また，施設に関する変数として，事業所，商業施設，大規模施設，保育施設の各施設の密度を考慮し，面積による基準化を行う．活動種類の選択に影響を与える説明変数として，各目的の活動開始のダミーと活動継続のダミーを考慮する．在宅に関しては，早朝及び夜間の在宅を表現するために，7 時以前及び 19 時以降の特定時間帯のみ有効な在宅継続のダミー変数を用意した．また，自宅以外から買物もしくはその他私事活動を行う場合には「立ち寄り」として，立ち寄りダミーを考慮した．

(4) モデルの推定結果

対象エリアの内，東京都心からの距離に応じて，新宿区，三鷹市，立川市の 3 つの市区を取り出し，各市区に居住する就業者を対象にモデルの推定を行う．各市区の対象となる就業者のサンプル数は，新宿区が 794，三鷹市が 602，立川市が 518 である．これらのサンプルから 200 サンプルずつ抽出しパラメータ推定に用いた上で，全てのサンプルに対してモデルを適用し現況再現性を確認する．なお，本稿に掲載するのは，個人の異質性を加味していない RL モデルの推定結果であり，mixed-RL の推定結果に関しては発表時に提示する．

活動場所に影響を与える説明変数に関して，ゾーン間距離については立川市を除き t 値が有意にマイナスであり，現在の活動場所から近いゾーンが選ばれやすい傾向が表現されている．一方で，事業所密度や商業施設密度等の施設に関する変数は，マイナスで t 値が有意となっており，施設密度が高い場所が選択されづらいという結果となっており，行動の表現として課題があると考えられる．

活動種類の選択に関する変数としては，通勤開始が有意でプラスであるが，他の活動種類に関しては立川における送迎開始の t 値がやや大きく有意であるものの，全体として有意ではない変数が多く，基準となるその他私事と活動発生の傾向は大きく変わらない推定結果となっている．在宅に関しては，特に 7 時以前もしくは 19 時以降の在宅継続のダミーがプラスに有意であり，早朝及び深夜の在宅が表現されていると言える．

表-1 パラメータ推定結果

説明変数		新宿区	三鷹市	立川市
距離	ゾーン間距離 (km)	-1.198 (-12.00)	-0.455 (-4.86)	-0.259 (-1.28)
	内々ダミー	-3.949 (-6.85)	-0.930 (-1.89)	0.979 (0.79)
施設	事業所密度 (/㎢)	-0.487 (-2.06)	-0.681 (-3.91)	-1.296 (-2.95)
	商業施設密度 (/㎢)	-0.905 (-3.62)	-1.722 (-6.48)	-1.776 (-4.76)
	大規模施設数密度(/㎢)	0.034 (0.03)	-0.096 (-0.10)	1.046 (1.01)
	保育施設密度 (/㎢)	-0.855 (-0.89)	-1.755 (-1.88)	-1.450 (-1.46)
	面積(㎢)	1.000	1.000	1.000
活動開始	通勤	0.143 (2.13)	0.305 (2.57)	0.557 (2.10)
	業務	-0.084 (-0.08)	-0.189 (-0.19)	-0.695 (-0.69)
	送迎	-0.510 (-0.52)	-1.527 (-1.53)	-2.631 (-1.94)
	買物	-0.174 (-0.17)	-0.214 (-0.22)	0.332 (0.37)
	その他私事	-	-	-
活動継続	業務	-0.169 (-1.60)	0.332 (3.66)	-0.224 (-0.30)
	送迎	-0.200 (-0.69)	-1.227 (-1.52)	-1.890 (-2.40)
	買物	0.046 (0.51)	-0.259 (-1.83)	-0.202 (-0.44)
	その他私事	-	-	-
在宅	帰宅	-1.720 (-1.84)	-4.032 (-4.87)	-6.312 (-4.51)
	在宅継続	-0.049 (-1.24)	-0.060 (-0.43)	0.343 (1.35)
	在宅継続 (-7am, 7pm-)	0.864 (7.93)	1.370 (13.42)	0.932 (8.30)
立ち寄り		-0.161 (-0.158)	-1.169 (-1.17)	-3.367 (-3.27)
サンプル数		200	200	200
初期対数尤度		-55,100	-52,839	-57,872
最終対数尤度		-2,825	-2,721	-2,497
尤度比		0.949	0.949	0.957
修正済み尤度比		0.948	0.948	0.956

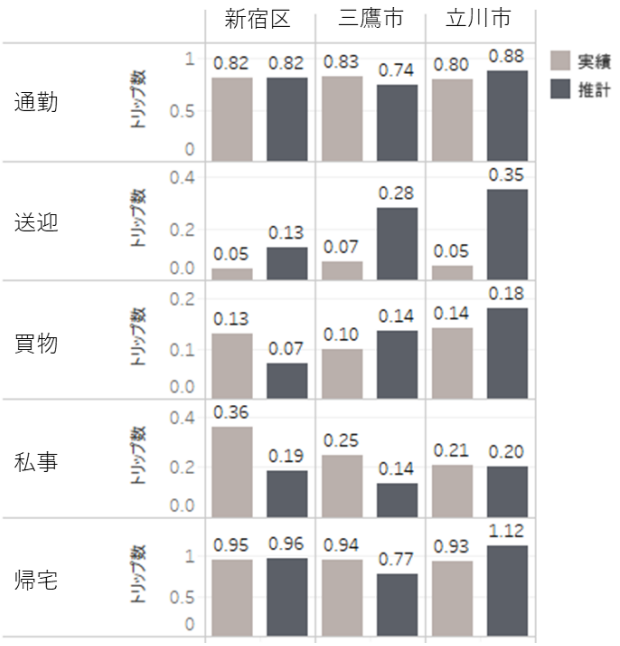
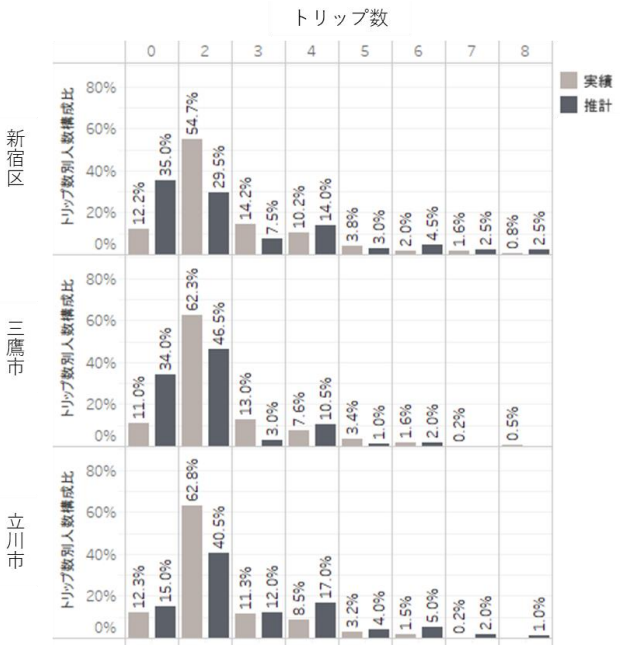


図-4　活動種類別の一人あたりトリップ数の現況再現性



※トリップ数9回以上は非表示

図-5　トリップ数別の人数構成比の現況再現性

また，立ち寄りに関しては，新宿区及び三鷹市では有意でないものの，立川市では有意にマイナスであり，これは基礎分析で確認した結果と整合しており，東京都心から離れた場所ほど時間制約等により立ち寄りが少なくなる傾向が表現されていると想定される．

活動発生に関して，現況再現性の確認を行う．現況再現性の確認においては，モデル推定に用いなかったサンプルも含めて各市区の就業者の全サンプルを対象に確認を行った．活動種類別の一人あたりトリップ数の現況再現性に関しては，通勤，帰宅といった主要な活動に関しては，概ね現況が再現されていることが確認できる（**図-4**）．一方で，送迎等の活動に関しては乖離が見られる．また，トリップ数別の人数構成比を確認すると，新宿区，三鷹市では外出なしの人が多く，2 回のトリップ数の人が少なく，4 回以上のトリップ数が多い傾向となっている（**図-5**）．立川市では，外出なしの人は再現されているが，2 回の人は少なく，4 回以上の人が多くなっており，新宿区や三鷹市と同様の傾向である．

5.　おわりに

RL モデルの推定結果より，立ち寄りのパラメータの差異等，時間制約に起因すると想定される居住地毎の行動の異質性を確認することができた．対象を他の市区に拡大し，またブートストラップによる推定や弾力性の確認等を行うことで，上記の傾向の確からしさを検証するとともに，mixed-RL による個人の異質性の検証及び時間制約を内包した汎化性のあるモデルの検証について引き続き行う．検証内容については発表時に提示する．

参考文献

1) 交通政策審議会陸上交通分科会鉄道部会 東京圏における今後の都市鉄道のあり方に関する小委員会 需要評価・分析・推計手法ワーキング・グループ：鉄道需要分析手法に関するテクニカルレポート，平成 28 年 7 月 15 日（平成 29 年 6 月 30 日改訂）
2) 東京都市圏交通計画協議会：新たなライフスタイルを実現する人中心のモビリティネットワークと生活圏，令和 3 年 3 月
3) Bowman, J.L. and Ben-Akiva, M.E. : Activity-based disaggregate travel demand model system with activity schedules. Transportation Research Part A: Policy and Practice, Vol.35, pp.1-28, 2001.
4) Arentze, T., Hofman, F., Van Mourik, H. and Timmermans, H. : ALBATROSS: Multiagent, rule-based model of activity pattern decisions. Transportation Research Record, 1706, 136–144, 2000.
5) Bhat, C. R., Guo, J. Y., Srinivasan, S. and Sivakumar, A. : Comprehensive econometric microsimulator for daily activity-travel patterns. Transportation Research Record, 1894, 57–66, 2004.
6) New York Metropolitan Transportation Council: New York Best Practice Model 2012 Update Final Report.
7) Bradley, M., Bowman, J. L. and Griesenbeck, B. : SACSIM: An applied activity-based model system with fine-level spatial and temporal resolution. Journal of Choice Modelling, 3(1), pp.5-31, 2009.
8) Castiglione, J., Bradley, M. and Gliebe, J. : Activity-Based Travel Demand Models: A Primer. Transportation Research Board, 2015.
9) Miller, E. J. : Agent-based activity/travel microsimulation: What's next? In The Practice of Spatial Analysis: essays in

memory of Professor Pavlos Kanaroglou (pp.119–150). Springer International Publishing, 2019.
10) 藤井聡，大塚祐一郎，北村隆一，門間俊幸：時間的空間的制約を考慮した生活行動軌跡を再現するための行動シミュレーションの構築，土木計画学研究・論文集，No.14，pp.643-652，1997.
11) 飯田祐三，岩辺路由，菊池輝，北村隆一，佐々木邦明，白水靖郎，中川大，波床正敏，藤井聡，森川高行，山本俊行：マイクロシミュレーションアプローチによる都市交通計画のための交通需要予測システムの提案，土木計画学研究・論文集，Vol.17, pp.841-847, 2000.
12) 石井良治，福田大輔，柳沼秀樹，日下部貴彦，茂木渉，磯野昂士，渋川剛史，末成浩嗣，西隆太，伊藤祥太：アクティビティシミュレータ”東京都市圏 ACT”の開発と都市交通政策検討への活用，土木計画学研究発表会・講演集，Vol.64，2022.
13) Fosgerau, M., Frejinger, E. and Karlstrom, A. : A link based network route choice model with unrestricted choice set. Transportation Research Part B: Methodological, Vol.56, pp.70–80, 2013.
14) Zimmermann, M., Västberg, O.B., Frejinger, E. and Karlström, A. : Capturing correlation with a mixed recursive logit model for activity-travel scheduling. Transportation Research Part C: Emerging Technologies, Vol.93, pp.273-291, 2018.
15) Oyama, Y. and Hato, E. : A discounted recursive logit model for dynamic gridlock network analysis. Transportation Research Part C: Emerging Technologies, Vol.85, pp.509–527, 2017.
16) 月田光，羽藤英二：駅まち回遊における正規化RL モデルの空間移転性，交通工学論文集，Vol.8，No.2, pp.A194‐A202，2022.
17) 東京都市圏交通計画協議会：第 6 回東京都市圏 PT 調査（平成 30 年実施）特設ページ（https://www.tokyo-pt.jp/special_6th）

Mixed-RL Model and Its Generalization Focusing on the Heterogeneity of spatio-temporal constraints of the Greater Tokyo Area Railway Network

Ryoji ISHII and Eiji HATO